

3次元超音波画像再構成のための超音波プローブの 位置姿勢推定に関する研究

著者	三浦 幹太
雑誌名	東北大学電通談話会記録
巻	90
号	1
ページ	246-247
発行年	2021-08-20
URL	http://hdl.handle.net/10097/00132902

修士学位論文要約（令和3年3月）

3次元超音波画像再構成のための超音波プローブの位置姿勢推定に関する研究

三浦 幹太

指導教員：青木 孝文

Pose Estimation of Ultrasound Probe for 3D Ultrasound Image

Reconstruction

Kanta MIURA

Supervisor: Takafumi AOKI

Three-dimensional (3D) ultrasound (US) images have attracted much attention in medical imaging systems due to the advantages of US. This paper presents an US probe pose estimation method only from US image sequences using Convolutional Neural Network (CNN) for 3D US image reconstruction. The proposed method employs optical flow, which is estimated by CNN from US images, and two consistency loss functions. Through a set of experiments using US image sequence datasets with ground-truth position of the US probe, we demonstrate that the proposed method exhibits the efficient performance on 3D US image reconstruction compared with the conventional method.

1. はじめに

CT や MRI に代表される 3 次元医用画像は、病気の発見や治療方針の決定において広く用いられている。一方で、CT や MRI は、撮影装置が大きく、使用環境が制限されるため、災害医療や在宅医療などで使用することができない。このような医療現場において、超音波を用いて取得することができる 3 次元超音波画像が注目されている¹⁾。一般的な超音波診断装置を用いて 3 次元超音波画像を取得することができれば、災害現場や自宅などにおいても 3 次元医用画像に基づいた検査・診断が可能となる。3 次元超音波画像は、超音波プローブの位置姿勢に基づいて超音波画像を並べることで再構成される。高品質な 3 次元超音波画像を再構成するために、Convolutional Neural Network (CNN) を用いてプローブの位置姿勢を推定する手法が提案されている²⁾。CNN を用いた手法は、超音波画像のみからプローブの位置姿勢を推定することができるが、プローブの複雑な動きを推定することができないという問題がある。これに対して、本論文では、超音波画像とオプティカルフローを入力とする CNN を用いてプローブの位置姿勢を推定する手法を提案する³⁾。CNN の学習には、推定されるプローブの位置姿勢に一貫性を持たせる損失関数を使用する。大規模なデータセットを用いた性能評価実験を通して、提案手法がプローブの位置姿勢推定および 3 次元超音波画像の再構成において

有効であることを実証する。

2. 超音波動画像を用いたプローブの位置姿勢推定

提案手法では、超音波画像とオプティカルフローから CNN を用いてプローブの位置姿勢を推定する。オプティカルフローは、2 枚の超音波画像を入力とする CNN から推定される。CNN の学習には、従来手法で使用されている真値と推定値の間のユークリッド距離に加えて、2 種類の損失関数を使用する。以下では、提案手法のオプティカルフロー推定、プローブの位置姿勢推定 CNN、損失関数について詳細に述べる。

(i) オプティカルフロー推定

提案手法では、プローブの位置姿勢推定のための補助情報として、超音波画像から推定されるオプティカルフローを使用する。オプティカルフローの推定には、Encoder と Decoder から構成される FlowNetS⁴⁾ を使用する。なお、超音波画像のオプティカルフローを取得することは困難であるため、Flying Chairs データセットを用いて事前に学習させた後、FlowNetS のパラメータは更新させない。Flying Chairs データセットには、椅子の 3D モデルを使用して作成された合成画像とそのオプティカルフローが含まれる。

(ii) プローブの位置姿勢推定 CNN

プローブの位置姿勢を表すパラメータは、面内運動と面外運動のパラメータに分けられる。これらは、それぞれ異なる特徴に基づいて推定される⁵⁾ため、提案手法では、特徴抽出の途中で CNN を 2 つに分

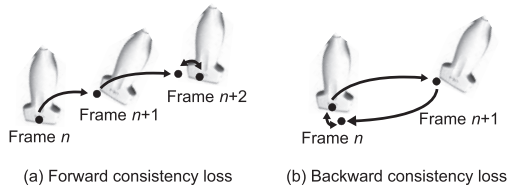


図 1 提案手法の損失関数

表 1 回転成分と並進成分の平均絶対誤差 (degree/mm) および Final Drift (mm)

Method	MAE		FD
	θ	t	
Prevost et al. ²⁾	14.5	17.2	74.7
Proposed	13.9	17.0	69.8

岐させる. なお, 提案手法では, AlexNet⁶⁾ に基づいて設計された CNN を用いる.

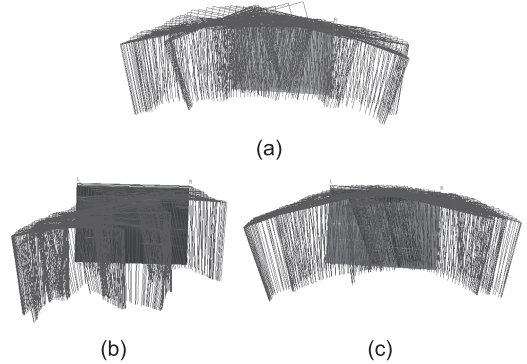
(iii) 損失関数

提案手法では, 推定されるプローブの位置姿勢に一貫性を持たせる 2 種類の損失関数 (Forward Consistency Loss, Backward Consistency Loss) を使用する. それぞれの損失関数の概要を図 1 に示す. Forward Consistency Loss (図 1 (a)) は, 連続する 3 フレームの超音波画像を用いて推定されるプローブの位置姿勢に一貫性を持たせるように CNN を学習させる. Backward Consistency Loss (図 1 (b)) は, 入力する超音波画像の順番を入れ替えた場合に, 推定されるプローブの位置姿勢に一貫性を持たせるように CNN を学習させる.

3. 大規模データセットを用いた性能評価実験

本論文では, 乳腺ファントム, 上腹部ファントムおよび被験者の前腕から取得したデータを用いて従来手法と提案手法の推定精度を比較する. CNN を学習するためのデータセットが一般に公開されていないため, モーションキャプチャと超音波診断装置を用いて, 超音波動画とプローブの位置データを含むデータセットを作成する. 評価指標には, 各パラメータの平均絶対誤差 (Mean Absolute Error: MAE) と最終フレームにおけるプローブの位置姿勢の誤差 (Final Drift) を用いる.

実験により得られた結果を表 1 に示す. 提案手法は, 従来手法に比べて回転成分・並進成分の平均絶対誤差および Final Drift において推定精度が高い. また, 図 2 に真値, 従来手法および提案手法の 3 次元超音波画像を示す. 提案手法を用いることで, 従来手

図 2 再構成した 3 次元超音波画像: (a) 真値, (b) Prevost et al.²⁾, (c) 提案手法

法に比べて真値に近い 3 次元超音波画像が再構成される. 提案手法は, 従来手法に比べて高精度にプローブの位置姿勢を推定することができ, 高品質な 3 次元超音波画像を再構成することができる.

4. まとめ

本論文では, 超音波動画をj用いてプローブの位置姿勢を推定する手法を提案し, 大規模データセットを用いた性能評価実験を通して, 提案手法の有効性を実証した. 今後の展望として, 肝臓の腫瘍などを対象とした 3 次元計測への応用が考えられる.

文献

- 1) T.R. Nelson and D.H. Pretorius, "Three-dimensional ultrasound imaging," *Ultrasound in Medicine & Biology*, vol.24, no.9, pp.1243–1270, Dec. 1998.
- 2) R. Prevost, M. Salehi, J. Sprung, A. Ladikos, R. Bauer, and W. Wein, "Deep learning for sensorless 3D freehand ultrasound imaging," *Proc. Int'l Conf. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, vol.10434, pp.628–636, Sept. 2017.
- 3) K. Miura, K. Ito, T. Aoki, J. Ohmiya, and S. Kondo, "Localizing 2D ultrasound probe from ultrasound image sequences using deep learning for volume reconstruction," *Proc. Int'l Workshop on Advances in Simplifying Medical Ultrasound*, vol.12437, pp.97–105, Oct. 2020.
- 4) A. Dosovitskiy, P. Fischer, E. Ilg, P. Häusser, C. Hazirbas, V. Golkov, P.v.d. Smagt, D. Cremers, and T. Brox, "FlowNet: Learning optical flow with convolutional networks," *Proc. IEEE Int'l Conf. Computer Vision*, pp.2758–2766, Dec. 2015.
- 5) R.W. Prager, A.H. Gee, G.M. Treece, C. Cash, and L.H. Berman, "Sensorless freehand 3-D ultrasound using regression of the echo intensity," *Ultrasound in Medicine & Biology*, vol.29, no.3, pp.437–446, March 2003.
- 6) A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G.E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks," *Proc. Annual Conf. Neural Information Processing Systems*, vol.1, pp.1097–1105, Dec. 2012.